

Family list

1 family member for: **JP9330407**

Derived from 1 application

[Back to JP9330407](#)

1 PICTURE PATTERN RECOGNIZING DEVICE

Inventor: ARIMURA KOICHI; HAGITA NORIHIRO; **Applicant:** NIPPON TELEGRAPH & TELEPHONE
(+1)

EC: **IPC:** *G06F17/14; G06T1/00; G06T7/00* (+6)

Publication info: **JP9330407 A** - 1997-12-22

Data supplied from the **esp@cenet** database - Worldwide

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平9-330407

(43) 公開日 平成9年(1997)12月22日

| (51) Int.Cl. ⁶ | 識別記号 | 庁内整理番号 | F I | 技術表示箇所 |
|---------------------------|------|--------|---------------|---------|
| G 0 6 T 7/00 | | | G 0 6 F 15/70 | 4 6 0 A |
| G 0 6 F 17/14 | | | 15/332 | S |
| G 0 6 T 1/00 | | | 15/64 | 3 4 0 B |
| | | | 15/70 | 4 6 0 B |

審査請求 未請求 請求項の数 5 O L (全 16 頁)

(21) 出願番号 特願平8-152439

(22) 出願日 平成8年(1996)6月13日

(71) 出願人 000004226

日本電信電話株式会社

東京都新宿区西新宿三丁目19番2号

(72) 発明者 有村 浩一

東京都新宿区西新宿三丁目19番2号 日本
電信電話株式会社内

(72) 発明者 萩田 紀博

東京都新宿区西新宿三丁目19番2号 日本
電信電話株式会社内

(72) 発明者 佐藤 孝治

東京都新宿区西新宿三丁目19番2号 日本
電信電話株式会社内

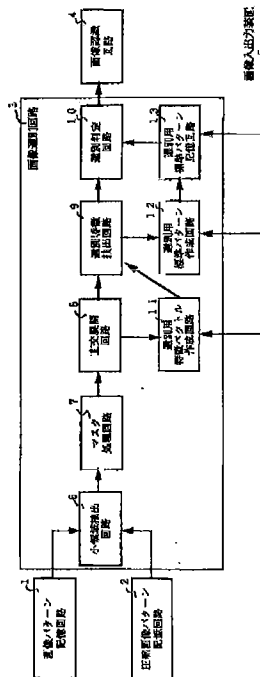
(74) 代理人 弁理士 若林 忠

(54) 【発明の名称】 画像パターン認識装置

(57) 【要約】

【課題】 通常形式の画像もしくは直交展開法に基づいて圧縮された画像内の物体を高速に高精度に認識する。

【解決手段】 小領域抽出回路6は通常形式の画像または圧縮形式の画像から複数の該小領域を抽出する。マスク処理回路7は、マスク処理小領域を作成する。直交展開回路8では、マスク処理小領域から直交展開法を用いて特徴ベクトルを抽出する。選別用特徴ベクトル作成回路11は、選別判定で用いる成分を決定する。選別特徴抽出回路9は、選別用特徴ベクトルを作成する。選別判定回路10では、選別用特徴ベクトルと標準パターンとの相関値を計算し、該相関値をもとに認識対象クラスに類似しているか否かを判定し、認識対象クラスに類似していると分類された選別用特徴ベクトルだけを画像認識回路4へ出力する。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 大分類、認識の2段階処理を含む多段階処理によって画像パターンを認識する画像パターン認識装置において、

2値または多値からなる画像パターンを入力し、記憶する画像パターン記憶手段と、

前記画像パターンを圧縮した圧縮画像パターンを入力し、記憶する圧縮画像パターン記憶手段と、

該画像パターンまたは該圧縮画像パターンから画像中の複数の小領域を抽出する小領域抽出手段と、

該小領域が認識対象に類似しているか否かの2つのカテゴリに分類するための選別用特徴ベクトルを作成する選別特徴抽出手段と、

該選別特徴抽出手段によって得られた該選別用特徴ベクトルをあらかじめ用意してある選別用標準パターンと照合して相関値を求め、該相関値をもとに、該小領域が認識対象に類似しているか否かの2つのカテゴリに分類する選別判定手段と、

該選別判定手段によって認識対象に類似していると判定された該小領域だけを、複数の認識対象カテゴリに分類する画像認識手段と、

前記認識判定手段の分類結果を表示し、もしくは前記各手段が適切に動作するために設定される調整値を入力するための画像入出力手段を有することを特徴とする画像パターン認識装置。

【請求項2】 前記小領域抽出手段で抽出された小領域の濃淡レベルを、あらかじめ定められた濃淡レベルの範囲内になるように補正し、かつあらかじめ定められた画像フィルタによってマスク処理を行なうマスク処理手段を有する、請求項1記載の画像パターン認識装置。

【請求項3】 変換行列の行列演算によるDCTを用いて、マスク処理された小領域に直交展開を適用し、特徴ベクトルを作成する直交展開手段を有する、請求項2記載の画像パターン認識装置。

【請求項4】 前記直交展開手段で作成された特徴ベクトルを入力し、該特徴ベクトルの成分から、マスク処理された小領域が認識対象に類似しているか否かを大まかに分類する選別処理に有効な成分を選び、選別用特徴ベクトルを構成する方法を認定する選別用特徴ベクトル作成手段を有し、前記選別特徴抽出手段は前記特徴ベクトルを前記直交展開手段より入力し、前記選別用特徴ベクトルの構成方法を前記選別用特徴ベクトル作成手段より入力し、前記構成方法にしたがい前記特徴ベクトルから選別用特徴ベクトルを作成する、請求項3記載の画像パターン認識装置。

【請求項5】 前記選別特徴抽出手段で作成された選別用特徴ベクトルを入力し、該選別用特徴ベクトルから選別用標準パターンを作成する選別用標準パターン作成手段と、該選別用標準パターンを記憶する選別用標準パターン記憶手段を有する、請求項4記載の画像パターン認

識装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、2値または多値からなる画像パターンを直交展開法を用いて認識処理する画像認識装置に関する。

【0002】

【従来の技術】従来、信号・雑音分離処理をともなった認識処理を行う手段を有する画像パターン認識装置では、認識対象に応じてあらかじめ収集した大量のサンプル画像から、信号・雑音分離処理および詳細認識処理で用いるテンプレートを直交展開法を用いて複数個作成する手続と、さらに分類回路を構成する手続とが必要である。ここで用いる直交展開法に主成分分析法を利用する方法が知られている（たとえば、有村、萩田：統計的画像認識における画像選別空間の構成法、進学技法、電子情報通信学会、PRU95-147、1995）。

【0003】一方、近年のコンピュータネットワーク技術・マルチメディア技術の発展にともない、直交展開法を用いた画像圧縮技術によって圧縮された画像が広く流通・普及してきた。それにともない、直交展開を高速でおこない、画像圧縮および復元処理の速度を向上する方式および装置が開発されている。たとえば、JPEG方式で用いられる 8×8 画素に対する離散コサイン変換(DCT)を、 8×8 行列の変換行列の行列演算で高速に実現する方法が知られている（たとえば、安田編、マルチメディア符号化の国際標準、丸善、平成5年）。加えて、これらの圧縮画像を対象として画像認識の要求が高まっている。たとえば、画像データベース検索においては、DCTを用いて圧縮した画像を対象に、DCT係数の一部を用いて検索対象となる物体を検索する内容検索の方法が知られている（たとえば、S. W. Smoliar, H. Ahang, Content-Based Video Indexing and Retrieval, IEEE Multimedia, pp. 62-72, Summer, 1994）。

【0004】

【発明が解決しようとする課題】直交展開法に主成分分析を用いてテンプレートを作成する従来の画像パターン認識装置では、サンプル画像の大きさや個数が増加すると、大きな行列の固有ベクトルの計算が必要となり、計算時間が多くかかるという欠点がある。たとえば、サンプル画像の大きさを 30×30 画素に、個数を100、000に設定した場合、100、000個のサンプルの加算から 900×900 の共分散行列を作成し、その共分散行列から固有ベクトルを計算することになる。また、この方式では、利用者ごとに扱う認識対象が異なる場合、その都度、多くの計算時間を費やし、あらたに固有ベクトルを計算してテンプレートを作成し直すことが必要のために、処理時間の短縮化には問題があった。さ

らに、テンプレートを記憶するための手段を必要とするために、画像パターン認識装置の小型化の点で問題があった。

【0005】JPEG方式のように、DCTですでに直交展開してある圧縮画像を従来の画像パターン認識装置を用いて処理する場合には処理効率の点で問題があった。従来の画像パターン認識装置で用いる直交展開法が画像圧縮で用いたのとは別の方法であるために、圧縮画像をいったん元の画像に復元し、あらためて、パターン認識装置で用いる直交展開法、たとえば、主成分分析法によって復元画像を再び処理することとなる。このような場合、使用する直交展開法の種別が異なるために、復元処理ならびに直交展開の処理が省けずに処理量が増加することになる。

【0006】以上説明したように、信号・雑音分離処理を併用した詳細認識処理を行う手段を有する従来の画像パターン認識装置では、 $m \times n$ 画素の大きさのサンプル画像を($m \times n$)次元の1次元ベクトルデータとみなして、信号・雑音分離処理および詳細認識処理に主成分分析法を用いたために、信号・雑音分離処理および詳細処理で用いるテンプレート、および、分類・詳細認識回路を、認識対象の変更に応じて短時間で効率よく構成することができず、また装置で使用するデータの記憶容量が大きく、装置を小型化できなかった。

【0007】本発明の目的は、DCTを用いた画像圧縮・復元方式の利点と普及動向をかんがみ、信号・雑音分離処理をともなった画像パターン認識装置において、あらかじめ収集したサンプル画像から、高性能なテンプレート、および、分類・詳細認識回路を認識対象に応じてすばやく作成することに加え、認識処理系全体の認識処理の高速化、認識処理の性能の向上、および、装置で使用するデータの記憶容量の小型化を実現した、適用範囲の広い画像パターン認識装置を提供することにある。

【0008】

【課題を解決するための手段】本発明の画像パターン認識装置は、2値または多値からなる画像パターンを入力し、記憶する画像パターン記憶手段と、前記画像パターンを圧縮した圧縮画像パターンを入力し、記憶する圧縮画像パターン記憶手段と、該画像パターンまたは該圧縮画像パターンから画像中の複数の小領域を抽出する小領域抽出手段と、該小領域が認識対象に類似しているか否かの2つのカテゴリに分類するための選別用特徴ベクトルを作成する選別特徴抽出手段と、該選別特徴抽出手段によって得られた該選別用特徴ベクトルをあらかじめ用意してある選別用標準パターンと照合して相関値を求め、該相関値をもとに、該小領域が認識対象に類似しているか否かの2つのカテゴリに分類する選別判定手段と、該選別判定手段によって認識対象に類似していると判定された該小領域だけを、複数の認識対象カテゴリに分類する画像認識手段と、前記認識判定手段の分類結果

を表示し、もしくは前記各手段が適切に動作するために設定される調整値を入力するための画像入出力手段を有する。

【0009】本発明の実施態様によれば、前記小領域抽出手段で抽出された小領域の濃淡レベルを、あらかじめ定められた濃淡レベルの範囲内になるように補正し、かつあらかじめ定められた画像フィルタによってマスク処理を行なうマスク処理手段を有する。

【0010】本発明の他の実施態様によれば、変換行列の行列演算によるDCTを用いて、マスク処理された小領域に直交展開を適用し、特徴ベクトルを作成する直交展開手段を有する。

【0011】本発明の他の実施態様によれば、前記直交展開手段で作成された特徴ベクトルを入力し、該特徴ベクトルの成分から、マスク処理された小領域が認識対象に類似しているか否かを大まかに分類する選別処理に有効な成分を選び、選別用特徴ベクトルを構成する方法を認定する選別用特徴ベクトル作成手段を有し、前記選別特徴抽出手段は前記特徴ベクトルを前記直交展開手段より入力し、前記選別用特徴ベクトルの構成方法を前記選別用特徴ベクトル作成手段より入力し、前記構成方法にしたがい前記特徴ベクトルから選別用特徴ベクトルを作成する。

【0012】本発明の他の実施態様によれば、前記選別特徴抽出手段で作成された選別用特徴ベクトルを入力し、該選別用特徴ベクトルから選別用標準パターンを作成する選別用標準パターン作成手段と、該選別用標準パターンを記憶する選別用標準パターン記憶手段を有する。

【0013】画像パターンの入力には、画像パターンを入力し記憶する手段と、画像パターンを公知の画像圧縮手段によって圧縮した圧縮画像パターンを入力し記憶する手段とを備え、小領域の抽出には、画像の種別に応じて画像から小領域を抽出する手段を備えたために、画像パターンまたは画像パターンを公知の画像圧縮手段で圧縮した圧縮画像パターンの両方の処理を行なうことができる。

【0014】選別用特徴ベクトル作成手段において、認識対象ごとに選別処理に有効な成分を特徴ベクトルから選別することで、選別用特徴ベクトルを認識対象ごとに新規作成し、追加、更新できるようにしたために、認識対象の変更にともなう作業負担を軽減することができる。

【0015】マスク処理小領域に適用する直交展開手段において、変換行列の行列演算によるDCTを用いた場合、変換行列の成分は認識課題の変更にかかわらず同じ数式で定義されるのに対して、主成分分析法のような公知の他の直交展開法では、学習サンプルから変換行列を作成する事前処理が認識課題の変更のたびに必要となる。つまり、変換行列の行列演算によるDCTを用いる

ことで、認識課題の変更のたびに行なう事前作業が省け、作業時間が短縮できる。

【0016】さらに、マスク処理小領域に適用する直交展開手段で変換行列の行列演算によるDCTを使用した場合、変換行列の成分は認識課題の変更にかかわらず同じ数式で定義するため、作成した変換行列を記憶する場合には、その数式もしくはその数式より作成した変換行列を記憶すればよいのに対し、主成分分析法のような公知の他の直交展開法では、認識課題の変更のたびに変換行列の成分のすべてを記憶する必要がある。すなわち、変換行列の行列演算によるDCTを用いることで、画像パターン認識処理装置における変換行列の記憶容量が小型化できる。

【0017】マスク処理小領域に対する直交展開法には、変換行列の行列演算によるDCTを用いることで、たとえばJPEGのような公知の圧縮手段の一部が利用できるようにしたので、画像パターンまたは画像パターンを公知の画像圧縮手段で圧縮した圧縮画像パターンの両方の処理を行なうことができる。

【0018】そして、公知の画像圧縮手段によって圧縮された画像を入力した場合には、この圧縮画像を部分的に復元するだけで特徴ベクトルを得ることができるため、圧縮画像から特徴ベクトルを作成する場合に、圧縮画像を完全に復元画像にあらためて直交展開法を適用して特徴ベクトルを作成する場合にくらべて、特徴ベクトルの作成を高速に行なうことができる。

【0019】

【発明の実施の形態】次に、本発明の実施形態について図面を参照にして説明する。

【0020】図1は本発明の一実施形態の画像パターン認識装置の構成図、図2は図1の画像選別回路3の構成図、図3、4、5、6はそれぞれ図1の画像パターン認識装置の処理のフローチャートである。

【0021】この画像パターン認識装置は、画像パターン記憶回路1と圧縮画像パターン記憶回路2と画像選別回路3と画像認識回路4と画像入出力装置5とから構成されている。

【0022】画像パターン記憶回路1は入力されたM×Nメッシュの大きさの2値または多値からなる画像パターンを記憶する。圧縮画像パターン記憶回路2は、たとえばDCTを用いたJPEGのような公知の画像圧縮手段によって、M×Nメッシュの大きさの2値または多値からなる画像パターンを圧縮した圧縮画像パターンを記憶する。画像選別回路3は、該画像パターンまたは該圧縮画像パターンを入力し、画像選別処理を行ない、認識対象に類似した小領域を検出する。画像認識回路4は、該小領域を複数の認識対象カテゴリに分類することで入力画像の認識を行なう。画像入出力装置5は、画像認識回路4から出力される小領域の認識クラス番号、分類結果などの情報を入力し、該情報を表示し、また外部か

ら、たとえばキーボードやマウスなどによって画像情報や設定値を入力し、表示するとともに、画像選別回路3に選別処理に関する情報を、画像認識回路4に認識処理に関する情報をそれぞれ適宜入力させる。

【0023】画像選別回路3は本発明の主要部で、図2に示すように、小領域抽出回路6とマスク処理回路7と直交展開回路8と特徴抽出回路9と選別判定回路10と選別用特徴ベクトル作成回路11と選別用標準パターン作成回路12と選別用標準パターン記憶回路13で構成されている。ここで、小領域抽出回路6は画像パターン記憶回路1に記憶された画像パターンまたは圧縮画像パターン記憶回路2に記憶された圧縮画像パターンを入力し、画像中から複数の小領域を抽出するために、あらかじめ定めた、小領域の大きさ、設定間隔、設定位置などの設定方法にしたがい画像の種別に応じた小領域の切り出し方法を用いて該画像パターンから複数の小領域を抽出し、該小領域をマスク処理回路7へ出力する。マスク処理回路7は、該小領域の濃淡レベルを、あらかじめ定められた濃淡レベルの範囲内なるように補正し、かつ、あらかじめ定められた画像フィルタで該小領域をマスク処理してマスク処理小領域を作成し、該マスク処理小領域を直交展開回路8へ出力する。直交展開回路8は、該マスク処理小領域に直交展開を適用し、特徴ベクトルを作成する。たとえばJPEGのような公知の画像圧縮手段の一部が利用できるようにするために、直交展開回路8で用いる直交展開には変換行列の行列演算によるDCTを用いる（たとえば、データ圧縮ハンドブック、M. ネルソン、萩原訳、プレンティースホール、トッパン）。選別用特徴ベクトル回路11は、該マスク処理小領域を直交展開回路8で直交展開して作成した該特徴ベクトルを入力し、該マスク処理小領域が認識対象に類似しているか否かを大まかに分類する選別処理で用いる選別用特徴ベクトルを該特徴ベクトルから作成するために、該特徴ベクトルの成分から該選別処理に有効な成分を選び、選別用特徴ベクトルを構成する方法を決定し、その結果を保存する。選別特徴抽出回路9は該特徴ベクトルを直交展開回路8より入力し、選別用特徴ベクトル作成回路11で定めて保存した該選別用特徴ベクトル構成方法を入力し、それにしたがって該特徴ベクトルから選別用特徴ベクトルを作成する。選別用標準パターン作成回路12は、選別特徴抽出回路9で作成した該選別用特徴ベクトルを入力し、該選別用特徴ベクトルから選別標準パターンを作成し、該選別用標準パターンを選別用標準パターン記憶回路13へ出力し、選別用標準パターン記憶回路13で該選別用標準パターンを記憶する。選別判定回路10は、選別特徴抽出回路9で作成した該選別用特徴ベクトルを入力し、選別用標準パターン記憶回路13に記憶された該選別用標準パターンを入力し、該選別用特徴ベクトルと照合して相関値をもとめ、その相関値をもとに該マスク処理小領域が認識対象に類似しているか否か

の2つのカテゴリに大まかに分類し、認識対象に類似していると判定された該マスク処理小画像のみを画像認識回路4へ出力する。

【0024】次に、本画像パターン認識処理装置の処理を図3、4、5、6を参照して説明する。

【0025】図3は画像パターン記憶回路1から小領域抽出回路6、マスク処理回路7、直交展開回路8までの処理のフローチャート、図4は圧縮画像パターン記憶回路2から小領域抽出回路6、マスク処理回路7、直交展開回路8までの処理のフローチャート、図5は直交展開回路8の出力から選別用特徴ベクトル作成回路11、選別特徴抽出回路9、選別用標準パターン作成回路12、選別用標準パターン記憶回路13、画像認識回路4までの処理のフローチャートで、選別特徴抽出回路9で使用する選別用特徴ベクトルの構成成分の決定、および選別判定回路10で使用する選別用標準パターン、および画像認識回路4において使用する標準パターンの作成・記憶に関するフローチャート、図6は選別特徴抽出回路9から選別判定回路10、画像認識回路4までの処理のフローチャートで、選別用標準パターン記憶回路13に記憶されている選別用標準パターンを用いた信号・雑音分離処理および画像認識処理に関する処理を示している。

【0026】はじめに、第1の動作例として、画像パターン記憶回路1、小領域抽出回路6、マスク処理回路7、直交展開回路8が動作する場合、すなわち、 $M \times N$ メッシュの大きさの2値または多値からなる通常形式の画像パターンを入力し、特徴ベクトルを作成する場合を例にとって図3により説明する。

【0027】この画像パターン認識処理装置では、2次元状に画素を配列したような通常形式の画像を処理する場合には、画像パターン記憶回路1において、まず処理対象となる $M \times N$ メッシュの大きさの画像パターン $I(x, y)$ 、($x=1, 2, \dots, M; y=1, 2, \dots, N$)を入力する(ステップ101)。そして、この画像パターン $I(x, y)$ の濃淡レベルを補正して、濃淡レベル補正画像 $I_f(x, y)$ を作成する(ステップ102)。直交展開回路8で行なう変換行列を用いたDCTの計算では、濃淡レベルが-128から127の範囲となるメッシュを対象にするため、濃淡レベル補正画像 $I_f(x, y)$ の各メッシュの値が-128から127の範囲となるように濃淡値のレベルを調整し、DCT用画像 $I_0(x, y)$ を作成する(ステップ103)。

【0028】小領域抽出回路6では、入力された画像パターンの種別に応じた処理を実行する。まず、DCT用画像 $I_0(x, y)$ から $m \times n$ メッシュの小領域 $W(u, v)$ 、($u=1, 2, \dots, m; v=1, 2, \dots, n$)を切り出すために、観測窓の大きさや個数、位置を設定する(ステップ104)。そして、この設定にしたがい観測窓領域の切り出しのためのパラメ

ータを決定し(ステップ105)、DCT用画像 I_0

(x, y)から小領域 $W(u, v)$ を切り出す(ステップ106)。設定にしたがって切り出した小領域 $W(u, v)$ の実切り出し数と予定切り出し数との比較を行い、予定した切り出しが終了するまで切り出し処理を行う(ステップ107)。終了した場合、すべての切り出し処理の終了判定をおこない、未処理の画像パターン $I(x, y)$ がある場合には、上記の切り出し処理を行う(ステップ108)。すべての画像パターン $I(x, y)$ からの小領域 $W(u, v)$ の切り出しの処理が終了した時点で、マスク処理回路7の動作を開始する。

【0029】マスク処理回路7でも入力された画像パターンの種別に応じた処理を実行する。まず、小領域 $W(u, v)$ を入力し、ガウス関数 $g(u, v)$ をマスクパターンとして各メッシュ(u, v)ごとに乗ずる。ガウス関数 $g(u, v)$ は小領域 $W(u, v)$ の大きさが $w \times w$ メッシュであるとき、次式で表される。

【0030】

【数1】

$$g(u, v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{\left(u - \frac{w}{2}\right)^2 + \left(v - \frac{w}{2}\right)^2}{\sigma^2} \right\}$$

その結果得られるマスク処理小領域 $W_M(u, v)$ は次のように表される。

【0031】

$$W_M(u, v) = W(u, v) \times g(u, v)$$

次に、マスク処理小領域 $W_M(u, v)$ を 8×8 メッシュの画像ブロック $B(i, j)$ 、($i=1, 2, \dots, 8; j=1, 2, \dots, 8$)に分割する処理を個々のマスク処理小領域 $W_M(u, v)$ を対象におこなう(ステップ110)。たとえば、 30×30 メッシュの大きさのマスク処理小領域 $W_M(u, v)$ は4行4列に配置した 8×8 メッシュの画像ブロックに分割する。

【0032】分割で生じる端部分を含むブロックを検出し(ステップ111)、ブロック内の余白メッシュ部分の処理を行う(ステップ112)。すなわち、 30×30 メッシュの大きさのマスク処理小領域 $W_M(u, v)$ を 8×8 メッシュのブロックに分割した時に生じる 6×8 メッシュもしくは 8×6 メッシュの半端な部分をステップ112で処理する。 8×8 メッシュのブロックの余白部分のメッシュの値を、たとえば半端部分のメッシュの値の平均値や0とする。

【0033】次に、ブロック $B(i, j)$ に対して、8行8列の変換行列 $C(i, j)$ を用いたDCTを行い、 8×8 メッシュのブロック $B(i, j)$ から8行8列のDCT係数行列 $D_R(i, j)$ を作成する(ステップ113)。8行8列の変換行列 $C(i, j)$ の各成分は次の公知の式で表される(たとえば、データ圧縮ハンドブック、M. ネルソン、萩原訳、プレントリースホールト

ッパン)。

【0034】

【数2】

$$C(i,j) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{if } i=0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} \cos\left[\frac{(2j+1)i\pi}{2N}\right] & \text{if } i>0 \end{cases}$$

ブロックB(i, j)とブロックB(i, j)との行列の乗算でおこなう。DCTの計算には次の公知の式を用いる(たとえば、データ圧縮ハンドブック、M. ネルソン 萩原訳、プレンティースホール、トッパン)。

【0035】

【数3】

$$D_R(i,j) = C(i,j) * B(i,j) * C^T(i,j)$$

ここで、Tは行列の転置を、*は行列の乗算を表す。もちろん、これらの計算方法はDCTは一例であり、ブロックB(i, j)のDCTに他の計算方法が適用できることはいうまでもない。

【0036】8行8列のDCT係数行列D_R(i, j)の各成分は8×8メッシュの量子化テーブルQ(i, j)を用いて量子化する(ステップ114)。8行8列のDCT係数行列D_R(i, j)に用いる量子化テーブルQ(i, j)は成分ごとに量子化の間隔が調整できるように、8×8メッシュの大きさで事前に作成しておく。たとえば、画像パターン中の空間周波数の分布の偏りを考慮した、次のような値をもつ公知の8×8メッシュの量子化テーブルQ(i, j)を用いる(たとえば、マルチメディア符号化の国際標準、安田編、丸善)。

【0037】

【数4】

$$Q(i,j) = \begin{pmatrix} 16 & 11 & 10 & 16 & 24 & 40 & 51 & 61 \\ 12 & 12 & 14 & 19 & 26 & 58 & 80 & 55 \\ 14 & 13 & 16 & 24 & 40 & 57 & 89 & 58 \\ 14 & 17 & 22 & 29 & 51 & 87 & 80 & 62 \\ 18 & 22 & 37 & 56 & 68 & 109 & 103 & 77 \\ 24 & 35 & 55 & 64 & 81 & 104 & 113 & 92 \\ 49 & 64 & 78 & 87 & 103 & 121 & 120 & 101 \\ 72 & 92 & 95 & 98 & 113 & 100 & 103 & 99 \end{pmatrix}$$

もちろん、この8行8列の行列は量子化テーブルQ(i, j)の一例であり、成分が異なる他の8行8列の行列が適用できることはいうまでもない。量子化テーブルQ(i, j)によるDCT係数行列のi行j列成分D(i, j)の量子化処理はつぎのように計算する。

【0038】

【数5】

$$D_Q(i,j) = \text{Round} \left[\frac{D_R(i,j)}{Q(i,j)} \right]$$

ここで、D_Q(i, j)は量子化処理後のi行j列の成分の値を、Round[・]は小数点以下の切り捨てを

表す。

【0039】次に、量子化処理後の値D_Q(i, j)に量子化テーブルQ(i, j)を用いて逆量子化処理を行い、DCT整数係数行列D_I(i, j)を作成する(ステップ115)。すべてのブロックB(i, j)に対してDCT整数係数行列D_I(i, j)が作成できた時点で処理を終了する。DCT整数係数行列のi行j列成分D_I(i, j)はD_Q(i, j)とQ(i, j)とからつぎのように計算する。

【0040】

$$D_I(i, j) = D_Q(i, j) \times Q(i, j)$$

DCT整数係数行列D_I(i, j)は選別用特徴ベクトル作成回路11または選別特徴抽出回路9へ送られる。

【0041】次に、第2の動作例として、圧縮画像パターン記憶回路2、小領域抽出回路6、マスク処理回路7、直交展開回路8が動作する場合、すなわち、図3のステップ115でDCT整数係数行列D_I(i, j)を生成するかわりに、たとえばJPEGのような公知の画像圧縮手段によって圧縮した圧縮画像パターンZ_C(k)を、この画像パターン認識装置に入力し、圧縮画像Z_C(k)からDCT整数係数行列D_I(i, j)を直接抽出する場合を例にとって説明する。

【0042】はじめに、公知のJPEGの圧縮方法をおおまかに説明する。JPEGでは、入力画像パターンを8×8メッシュの大きさに分割する。ついで、8×8メッシュのブロックにDCTを行い、1つのブロックから8行8列の2次元配列状に配置された64個のDCT係数を作成する。そして、64個のDCT係数に対して量子化処理を行なう。さらに、64個の量子化されたDCT係数にジグザグスキャン処理を行い、係数を一列に配置する。ついで、一列に並べた係数列に対して、ランレングス符号化、エントロピー符号化処理をおこなう。圧縮画像の復元は圧縮処理を逆順におこなう。すなわち、エントロピー復号化、ランレングス復号化、逆ジグザグスキャン処理、逆量子化処理、逆DCTの順で復号する(たとえば、最新MPEG教科書、藤原監、アスキー出版)。

【0043】図3のステップ115でDCT整数係数行列D_I(i, j)を作成する代わりに、圧縮画像パターンZ_C(k)からDCT整数係数行列D_I(i, j)を抽出する場合の動作例について、図4により説明する。圧縮画像パターン記憶回路2では、はじめに処理対象となる圧縮画像Z_C(k)を入力する(ステップ201)。そして、圧縮画像Z_C(k)から、公知のエントロピー復号化、ランレングス復号化、逆ジグザグスキャン処理、逆量子化処理を用いてDCT整数係数画像D_Z(x, y)を作成する(ステップ202)。このDCT整数係数画像D_Z(x, y)のメッシュの値はDCT係数で、大きさは復元画像の大きさに等しい。このDCT整数係数画像D_Z(i, j)を8×8メッシュのブロッ

クに分割し、ブロックごとに逆DCTを施して、変換で生成される2次元配列をもとのブロック位置に再配置すれば、DCT整数係数画像 $D_z(i, j)$ からもとの復元画像が生成できる。

【0044】小領域抽出回路6では、入力された画像パターンの種別に応じた手段を実行する。まず、このDCT整数係数画像 $D_z(x, y)$ から8行8列のDCT整数係数ブロック $B_I(i, j)$ を抽出するために、DCT整数係数画像 $D_z(i, j)$ に対して観測窓の大きさや個数、位置を設定する(ステップ203)。これは、図3に示した第1の動作例におけるステップ104の処理に相当する。次に、観測窓に含まれる8行8列のDCT整数係数ブロック $B_I(i, j)$ をDCT整数係数画像 $D_z(x, y)$ から抽出する(ステップ204)。そして、マスク処理回路7においても、入力された画像パターンの種別に応じた手段を実行する。まず、DCT整数係数ブロック $B_I(i, j)$ を入力し、DCTマスクパターン $g_0(i, j)$ を用いてマスク処理を行なう。これは、第1の動作例におけるステップ109の処理に相当する。

【0045】前記のガウス関数 $g(u, v)$ に相当するDCTマスクパターン $g_0(i, j)$ は、あらかじめ以下の要領で作成しておく。

【0046】まず、前記のガウス関数 $g(u, v)$ を8×8メッシュのブロックに分割する。ついで、前記の変換行列 $C(i, j)$ を用いてDCTを行なう。次に、前記の量子化テーブル $Q(i, j)$ を用いて量子化処理を行ったのちに、量子化テーブル $Q(i, j)$ を用いて逆量子化する。このようにして作成した8行8列の行列をDCTマスクパターン $g_0(i, j)$ に用いる。

【0047】DCTマスクパターン $g_0(i, j)$ によるDCT整数係数ブロック $B_I(i, j)$ のマスク処理では、DCTマスクパターン $g_0(i, j)$ とDCT整数係数ブロック $B_I(i, j)$ を各メッシュ (i, j) ごとに乗ずる。各メッシュごとの乗算には、公知のDCT行列の成分どうしの乗算演算を利用する(たとえば、B. C. Smith and L. A. Rowe, Algorithms for Manipulating Compressed images, IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 34-42, Vol. 13, No. 5, Sep., 1993)。乗算の結果、DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を得る(ステップ205)。設定にしたがって抽出したDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ の実抽出数と予定抽出数との比較を行い、予定した抽出が終了するまで抽出処理を行う(ステップ206)。終了した場合、すべての抽出処理の終了判定をおこない、未処理の圧縮画像 $Z_c(k)$ がある場合には、上記の抽出処理を行う(ステップ207)。すべての圧縮画像 $Z_c(k)$ からのDCT整数係数行列 D_I

(i, j) の抽出処理が終了した時点で、すべての処理を終了する。なお、DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ は選別用特徴ベクトル作成回路11または選別特徴抽出回路9に出力する。

【0048】もちろん、エントロピー復号化、ランレングス復号化、逆ジグザグスキャン処理、逆量子化処理を圧縮画像 $Z_c(k)$ 全体に対して行なうことでDCT整数係数画像DCT整数係数画像 $D_z(x, y)$ を作成し、DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を抽出する上記の処理は一例であり、エントロピー復号化、ランレングス復号化、逆ジグザグスキャン処理、逆量子化処理を圧縮画像 $Z_c(k)$ に対して局所的に行ない、DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を抽出するなどの他の方法が適用できることはいうまでもない。

【0049】次に、第3の動作例として、選別用特徴ベクトル作成回路11、選別特徴抽出回路9、選別用標準パターン作成回路12、選別用標準パターン記憶回路13、画像認識回路4が動作する場合、すなわち、選別特徴抽出回路9で使用する選別用特徴ベクトルの構成成分を決定する場合、および、選別判定回路10で使用する選別用標準パターン、および画像認識回路4において使用する標準パターンを作成し、記憶する場合を例にとり、図5を用いて説明する。

【0050】はじめに、認識カテゴリに属するか否かであることがあらかじめ既知である該画像パターンもしくは該圧縮画像パターンを用いて小領域抽出回路6で該小領域を作成し、さらに直交展開回路8で該小領域から作成したDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を選別用特徴ベクトル作成回路11に入力する(ステップ301)。選別用特徴ベクトル作成回路11において、DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ の (i, j) 成分の分散比をつぎのように計算する(ステップ302)。

【0051】

【数6】

$$F(i, j) = \frac{(\mu_{F(i, j)} - \mu_{G(i, j)})^2}{\sigma_{F(i, j)}^2 + \sigma_{G(i, j)}^2}$$

ここで、 $F(i, j)$ は (i, j) 成分の分散比を、

【0052】

【外1】

$$\mu_{F(i, j)} \sim \sigma_{F(i, j)}^2$$

は認識カテゴリに属することが既知なDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ の (i, j) 成分に対する平均値および分散を、

【0053】

【外2】

$$\mu_{G(i, j)} \sim \sigma_{G(i, j)}^2$$

は認識カテゴリに属さないことが既知なDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ の (i, j) 成分に対する平均値お

よび分散を表す。

【0054】DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ の成分のうち、分散比が大きな成分を選択し、選別用特徴ベクトル F の構成成分とする。なお、選別用特徴ベクトル F の構成成分の新規作成・更新・変更は認識課題の変更ごとに行なうことが可能である。さらに、選択する個数の設定を画像入出力装置5によっておこなう。この設定が事前にできるのはいうまでもない(ステップ303)。

【0055】選別特徴回路9で該画像パターンまたは該圧縮画像パターンから小領域抽出回路6で作成したDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を入力し、選別用特徴ベクトル作成回路11での決定にしたがって、該DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ から選出出した成分を配置して、選別用特徴ベクトル $F = (f_1, f_2, \dots, f_s, \dots, f_L)$ を作成する。成分の選択個数を L に設定した場合、選別用特徴ベクトルの次元数は L 次元となる(ステップ304)。たとえば、第1の動作例において 30×30 メッシュの大きさで認識カテゴリに属するか否かが既知な画像パターン $W(u, v)$ を対象に、 8×8 メッシュの大きさの16個のブロックに分割し、各ブロックから8行8列のDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を作成する。そして、16個のDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ の64個の成分について、認識カテゴリに属するサンプルと属さないサンプルに対する平均値と分散をそれぞれの場合について計算し、 $(i,$

$j)$ 成分ごとに分散比を計算する(ステップ302)。64個 \times 16個の分散比の中から L この大きな分散比を選択し(ステップ303)、その分散比に対応する成分により選別用特徴ベクトル F を作成する(ステップ304)。もちろん、選別用特徴ベクトル F のこの構成方法は一例であり、選別用特徴ベクトル F の作成に他の方法が適用できることはいうまでもない。

【0056】選別用標準パターン作成回路12では、選別判定回路10で用いる標準パターン G_F を特徴ベクトル F から作成する。選別特徴抽出回路9の動作にて作成した複数の特徴ベクトル F に対して k -means法のような公知のクラスタリング手法を適用し、 Q 個のクラスタを計算する(ステップ305)。クラスタの個数 Q は画像入出力装置5を介して、あらかじめ設定されたものとする。ここでの k -means法はクラスタリングの手法の一例であり、クラスタの生成に他のクラスタリング手法が適用できることはいうまでもない。

【0057】選別判定回路10で用いる標準パターンは、このクラスタリング処理結果を基に作成する。たとえば、はじめに、選別用特徴ベクトル F からなる L 次元特徴空間で Q 個のクラスタをおおう Q^L 個の $B \times B$ 形状をした範囲を設定する。すなわち、クラスタ q に対する選別範囲

【0058】

【外3】

$$[t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], (s=1, \dots, L), (q=1, \dots, Q)$$

は特徴ベクトル F の成分 f_s が次の式を満たすように成分ごとに設定する(ステップ306)。

【0059】

【数7】

$$\Pr \left\{ f_s \in \bigcup_{q=1}^Q [t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], \text{figure class} \right\} \geq T_B$$

ここで、 $\Pr \{ \cdot \}$ は確率を、 T_B は画像入出力装置5を介して設定する閾値($0 < T_B < 1$)を、 α は画像入出力装置5を介して設定する定数を、

【0060】

【外4】

$$[t_{(s,q)} - \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \delta_{(s,q)}]$$

$$[t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], (s=1, \dots, L), (q=1, \dots, Q),$$

のいずれかに含まれた場合には、ブール変数 $g_s = 1$ を割り当てる。さもなければ、ブール変数 $g_s = 0$ を割り当てる。これにより、 L 次元の選別用特徴ベクトル F から L ビットの2進数 G を作成する。

【0063】学習データの中で認識対象のクラスに属した画像パターンもしくは圧縮画像パターンから小領域抽出回路6で作成した小領域に直交展開回路8を動作させて作成したDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ に対してステップ301、302、303、304、305、3

は第 f_s 成分に関するクラスタ q の平均値と標準偏差をそれぞれ表す。

【0061】次に、選別用標準パターン作成回路12では、選別用特徴ベクトル F の成分 f_s ($s=1, \dots, L$)に対して、 f_s が選別範囲

【0062】

【外5】

06を動作させることで、 L ビットの2進数 G を作成し、 G の集合 $G_F = \{G \mid \text{認識対象のクラスに属する学習画像パターンから作成した} L \text{ビットの} 2 \text{進数}\}$ を作成し、標準パターンとする(ステップ306)。

【0064】ここで説明したステップ301の動作は、公知の標準パターン作成方法を応用したものであり、標準パターン作成方法の一例であって、標準パターン作成に他の方法が適用できることはいうまでもない(たとえば、有村、萩田：統計的画像認識における画像選別空間

の構成法、PRU95-147、信学技法、199

【0065】

5)。選別範囲

【外6】

$$[t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], (s=1, \dots, L), (q=1, \dots, Q),$$

および標準パターン G_F は選別用標準パターン記憶回路13へ入力し、記憶しておく(ステップ307)。認識課題の変更にもない選別用特徴ベクトル作成回路11が動作したことで、選別用特徴ベクトルFの構成成分を新規作成・更新・変更した場合には、選別用標準パター

ン作成回路12、選別用標準パターン記憶回路13を動作させることで、該選別範囲

【0066】

【外7】

$$[t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], (s=1, \dots, L), (q=1, \dots, Q)$$

および標準パターン G_F を新規作成・更新・変更することとは言うまでもない。

いて該小領域が認識対象に類似しているか否かを大まかに分類する。分類は選別範囲

【0067】

選別判定回路10では、画像パターンもしくは圧縮画像パターンから小領域抽出回路6で作成した小領域から作成したL次元の選別用特徴ベクトルFを用

【外8】

$$[t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], (s=1, \dots, L), (q=1, \dots, Q)$$

を用いてL次元の選別用特徴ベクトルFから作成したLビットの2進数Gと標準パターン G_F とを次の要領で比較しておこなう(ステップ308)。すなわち、該画像パターンもしくは該圧縮画像パターンから小領域抽出回路6で作成した小領域に選別特徴抽出回路9を動作して作成したL次元の選別用特徴ベクトルFから作成したLビットの2進数Gについて、もし、 $G \in G_F$ ならば、該小領域は候補画像と判定し、さもなければ、該小領域は棄却画像と判定する。候補画像と判定された該小領域に対する該L次元選別用特徴ベクトルFのみが画像認識回

路4へ入力される。すなわち、選別された該小領域に対応する該L次元選別用特徴ベクトルFを選別特徴ベクトル F_s とする(ステップ309)。

【0069】画像認識回路4では、選別特徴ベクトル F_s を入力し、たとえば公知のベイズ識別則に基づいて認識処理用に識別関数 $R(F_s)$ を作成する(ステップ310)。すなわち、

【0070】

【数8】

$$R(F_s) = (F_s - M_C)^T \Sigma_C^{-1} (F_s - M_C) + \ln |\Sigma_C| - 2 \cdot \ln P_C$$

ここで、

【0071】

【外9】

$$M_C, \Sigma_C, P_C$$

はそれぞれ、認識対象クラスCに属した選別特徴ベクトル F_s に対する平均ベクトル、共分散行列、および生起確率を表す。生成した識別関数 $R(F_s)$ を記憶して、処理を終了する(ステップ311)。もちろん、ベイズ識別則に基づく識別関数を用いた認識方法は、選別判定処理後の認識の一例であり、この他の公知の認識方法が適用できることは言うまでもない。

【0072】最後に、第4の動作例として、選別特徴抽

$$[t_{(s,q)} - \alpha \cdot \delta_{(s,q)}, t_{(s,q)} + \alpha \cdot \delta_{(s,q)}], (s=1, \dots, L), (q=1, \dots, Q),$$

および該標準パターン G_F を選別用標準パターン記憶回路13より、識別関数 $R(F_s)$ を画像認識回路4より入力する(ステップ401)。直交展開回路8よりDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を入力する(ステップ402)。選別用特徴ベクトル作成回路11で定めた選別用特徴ベクトルFの構成成分の指定を選別用特徴ベクト

ル作成回路11から入力する(ステップ403)。構成成分の指定にしたがい、ステップ304の処理を行い、DCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ より選別用特徴ベクトルFを作成する(ステップ404)。選別用特徴ベクトルFに対して、ステップ308の処理をおこない、選別用特徴ベクトルFより選別判定の処理を行なう(ステ

出回路9、選別用特徴ベクトル作成回路11、選別判定回路10、選別用標準パターン記憶回路13、画像認識回路4が動作する場合、すなわち、第1の動作例によつて、 $M \times N$ メッシュの大きさの2値または多値からなる通常形式の画像パターン、もしくは第2の動作例によつて、該画像パターンをたとえばJPEGのような公知の画像圧縮手段によつて圧縮した圧縮画像パターンを入力し、認識結果を表示する場合を例にとつて説明する。

【0073】まず、ステップ306で作成した選別範囲

【0074】

【外10】

ップ405)。判定結果が棄却画像の場合には(ステップ406)、すべてのDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ に対する処理が終了したかどうかを判定し(ステップ407)、すべてを処理した場合には終了する。未処理のDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ がある場合には、未処理のDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を入力するためにステップ402へ戻り、処理を繰り返す。判定結果が候補画像の場合には(ステップ406)、該当する特徴ベクトル F を識別関数 $R(F_s)$ を用いて認識し(ステップ408)、認識の結果を画像入出力装置5へ出力し、表示する(ステップ409)。すべてのDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ に対する処理が終了したかどうかを判定し(ステップ410)、すべてを処理した場合には終了する。さもなければ、未処理のDCT整数係数行列 $D_I(i, j)$ を入力するためにステップ402へ戻り、処理を繰り返す。

【0075】上記第1、第2、第3および第4の動作例において、画像入出力装置5から選別判定処理もしくは認識処理の結果に応じて、適宜、各回路の設定値を変更することで各回路の動作を調整することは可能である。

【0076】このように、上記第1、第2、第3および第4の動作例によれば、画像パターン記憶回路1、圧縮画像パターン記憶回路2、小領域抽出回路5、マスク処理回路7、直交展開回路8を備えるので、 $M \times N$ メッシュの大きさの2値または多値からなる通常形式の画像パターン、もしくは該画像パターンをたとえばJPEGのような公知の画像圧縮手段によって圧縮した圧縮画像パターンの両方の認識処理が可能になる。また、画像パターンからの特徴ベクトルの作成のために直交展開法として、高速計算が可能な変換行列を用いたDCTを用いたために、他の直交展開法を使用する場合に比べ高速処理が可能となり、処理効率が向上する。特に、特徴ベクトルの作成に 8×8 メッシュに分割したブロックを離散コサイン変換する方法を用いることで、特徴ベクトルの作成処理を公知のJPEG形式の圧縮方式に準拠させ、公知のJPEG形式の復元方式の一部を特徴ベクトルの作成に利用できるようにしたことで、該圧縮画像パターンを対象とした処理では、該圧縮画像パターンの復元処理の一部を省くことができるために、処理の効率が著しく向上する。

【0077】また、選別判定回路10、画像認識回路4を備えることで、画像パターンを大まかに分類し、さらに詳細に認識する、大分類、認識の2段階処理を含む多段階の認識によって画像パターンを認識するために、認識速度および認識精度において性能が高い画像パターン認識装置を実現できる。

【0078】

【発明の効果】以上説明したように本発明は、下記のような効果がある。

(1) 請求項1の発明は、2値または多値からなる画像

パターン、および該画像パターンをたとえば、JPEG形式のような公知の画像圧縮手段によって圧縮した圧縮画像パターンを入力し、記憶する手段と、該画像パターンおよび該圧縮画像パターンから複数の小領域を抽出する手段と、処理小領域が認識対象に類似しているか否かの2つのカテゴリに大まかに分類する選別用特徴ベクトルを作成する選別特徴抽出手段と、該選別用特徴ベクトルを基に、該処理小領域が認識対象に類似しているか否かの2つのカテゴリに大まかに分類する選別判定手段と、該選別判定手段で認識対象に類似していると判定された該処理小領域のみを、該選別用特徴ベクトルを基に認識対象カテゴリに分類する手段を備えることにより、多段階処理による画像認識処理において、入力画像の形式が $M \times N$ メッシュの大きさの2値または多値からなる通常形式の画像パターン、もしくは該画像パターンをたとえばJPEGのような公知の画像圧縮手段によって圧縮した圧縮画像パターンであるかを利用者が意識することなく処理することが可能になる。

(2) 請求項3の発明は、マスク処理小領域に適用する直交展開手段に、変換行列の行列演算によるDCTを用いるようにしたことにより、変換行列の成分を認識課題の変更ににかかわらず同じ数式で定義できるようになったために、主成分分析法のような公知の他の直交展開法では認識課題の変更のたびに必要であった学習サンプルをもとに変換行列を作成する事前処理変換行列を作成するための事前処理が省け、変換行列の作成時間が短縮でき、そのうえ、作成した変換行列を記憶する場合には、その数式もしくはその数式より作成した変換行列を記憶すればよいのに対し、主成分分析法のような公知の他の直交展開法では、認識課題の変更のたびに変換行列の成分のすべてを記憶する必要がある。つまり、変換行列の行列演算によるDCTを用いたことで、画像パターン認識処理装置における変換行列の記憶容量が小型化が可能となる効果がある。さらに、直交展開手段に変換行列の行列演算によるDCTを用いることができるようにしたこと、たとえばJPEGのような公知の画像圧縮手段の一部が利用できるので、公知の画像圧縮手段によって圧縮された画像を入力した場合には、この圧縮画像を部分的に復元するだけで特徴ベクトルを得ることができるため、圧縮画像から特徴ベクトルを作成する場合に、圧縮画像を完全に復元画像にあらためて直交展開法を適用して特徴ベクトルを作成する場合にくらべて、特徴ベクトルの作成が高速に行なえる効果がある。

(3) 請求項5の発明は、選別判定手段で使用する選別用特徴ベクトルを選別判定手段に有効な成分で認識対象ごとに構成し、かつ認識課題の変更にともない該選別用特徴ベクトル作成手段を動作させることで、選別用特徴ベクトルの構成成分の新規作成・更新・変更できる選別用特徴ベクトル作成手段と、選別用特徴ベクトル作成手段の設定に従い作成した選別用特徴ベクトルを基に該選

別判定手段で用いる選別用標準パターンを作成する選別用標準パターン作成手段と、該選別用標準パターンを記憶する選別用標準パターン記憶手段を有し、選別用特徴ベクトルを新規作成・更新・変更した場合には、選別用標準パターンを新規作成・更新・変更することで、認識対象ごとに選別用特徴ベクトル、および選別用標準パターンを自動的に新規作成し、追加、更新できるようにしたため、認識対象の変更にとまなう利用者の作業負担を軽減できる効果がある。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の一実施形態の画像パターン認識装置の構成図である。

【図2】図1の画像選別回路3の構成図である。

【図3】図1の画像パターン認識装置において、 $M \times N$ メッシュの大きさの2値または多値からなる通常形式の画像パターンを入力して特徴ベクトルを作成する処理のフローチャートである。

【図4】図1の画像パターン認識装置において、入力画像の形式が $M \times N$ メッシュの大きさの2値または多値からなる通常形式の画像パターンをたとえばJ P E Gのような公知の画像圧縮手段によって圧縮した圧縮画像パターン特徴ベクトルを作成する処理のフローチャートである。

【図5】図1の画像パターン認識装置において、図3もしくは図4のフローチャートに示す手順で作成した特徴

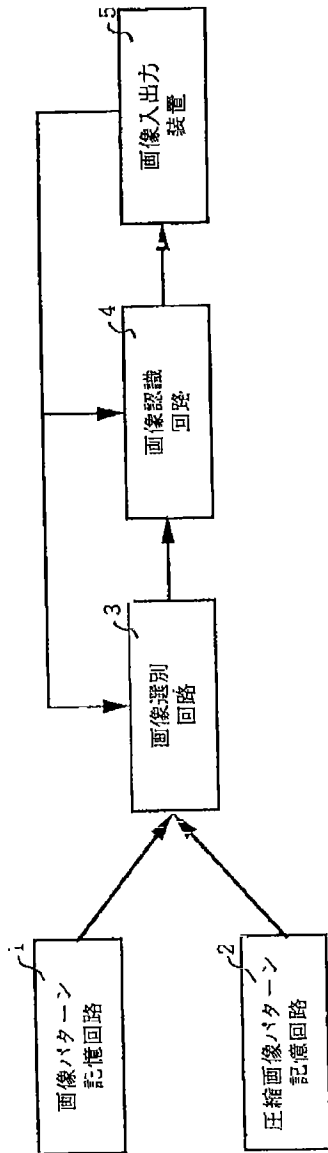
ベクトルを入力し、特徴ベクトルの成分のうち選別判定処理に有効な成分を選び選別用特徴ベクトルを作成し、選別判定処理や画像認識処理で用いる標準パターンや辞書テーブルを作成するフローチャートである。

【図6】図1の画像パターン認識装置において、図3もしくは図4のフローチャートに示す手順で作成した特徴ベクトルを基に認識結果を表示する処理のフローチャートである。

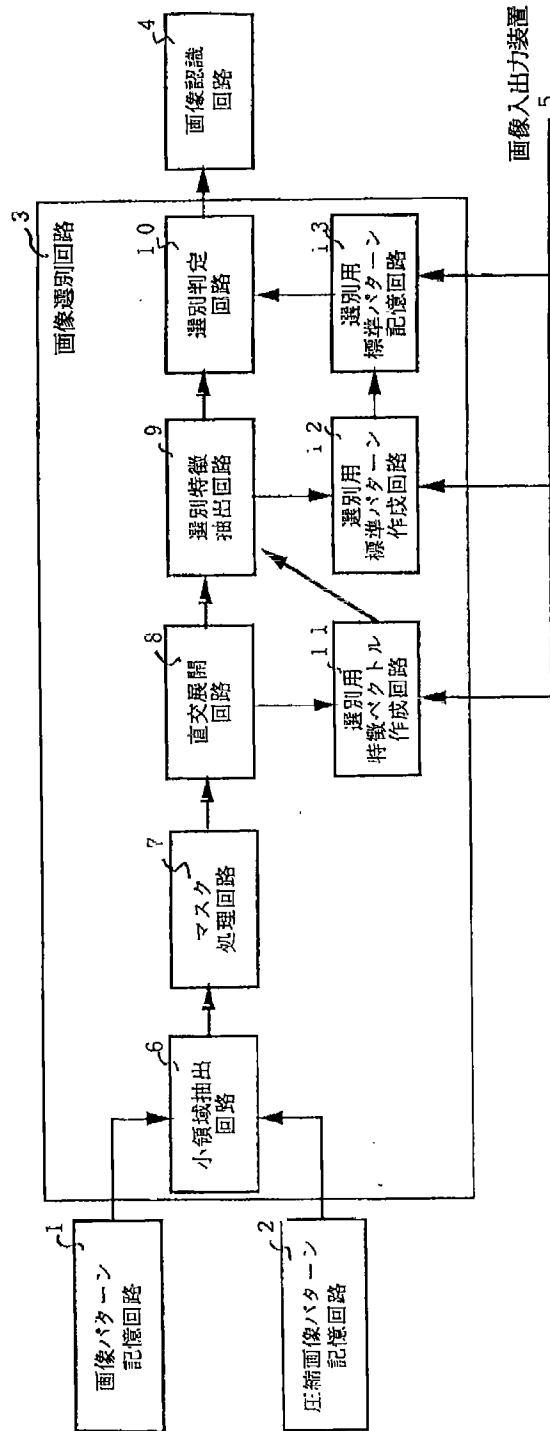
【符号の説明】

- 1 画像パターン記憶回路
- 2 圧縮画像パターン記憶回路
- 3 画像選別回路
- 4 画像認識回路
- 5 画像入出力装置
- 6 小領域抽出回路
- 7 マスク処理回路
- 8 直交展開回路
- 9 選別特徴抽出回路
- 10 選別判定回路
- 11 選別用特徴ベクトル作成回路
- 12 選別用標準パターン作成回路
- 13 選別用標準パターン記憶回路
- 101～115、201～207、301～311、401～410 ステップ

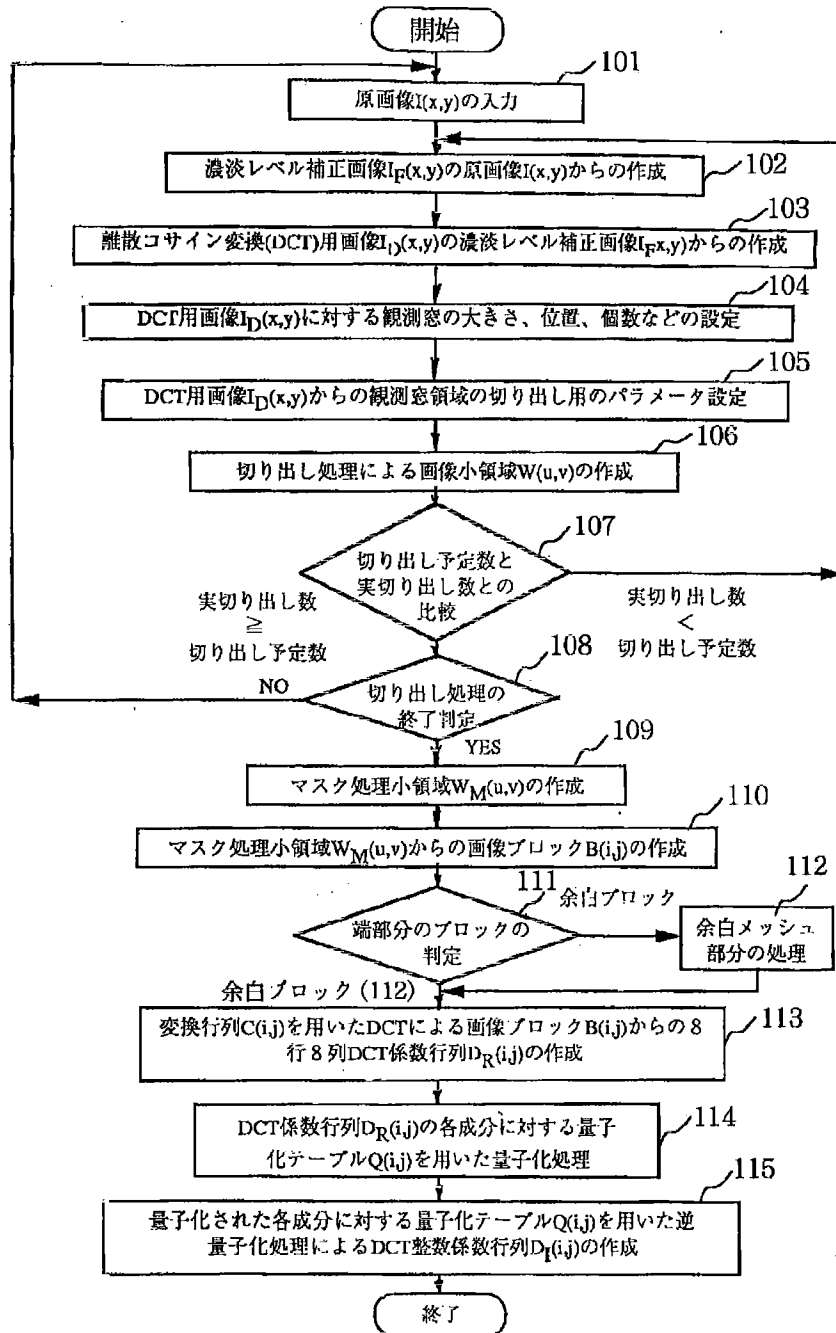
【図1】



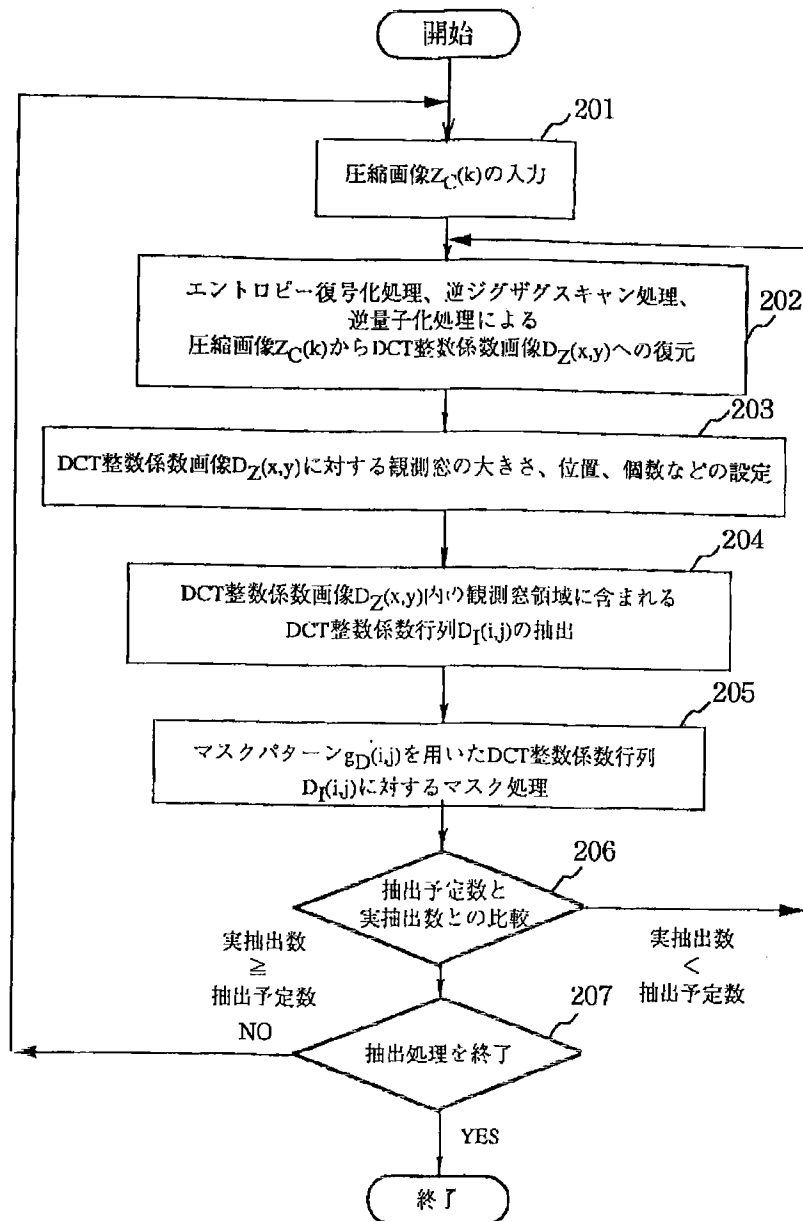
【図2】



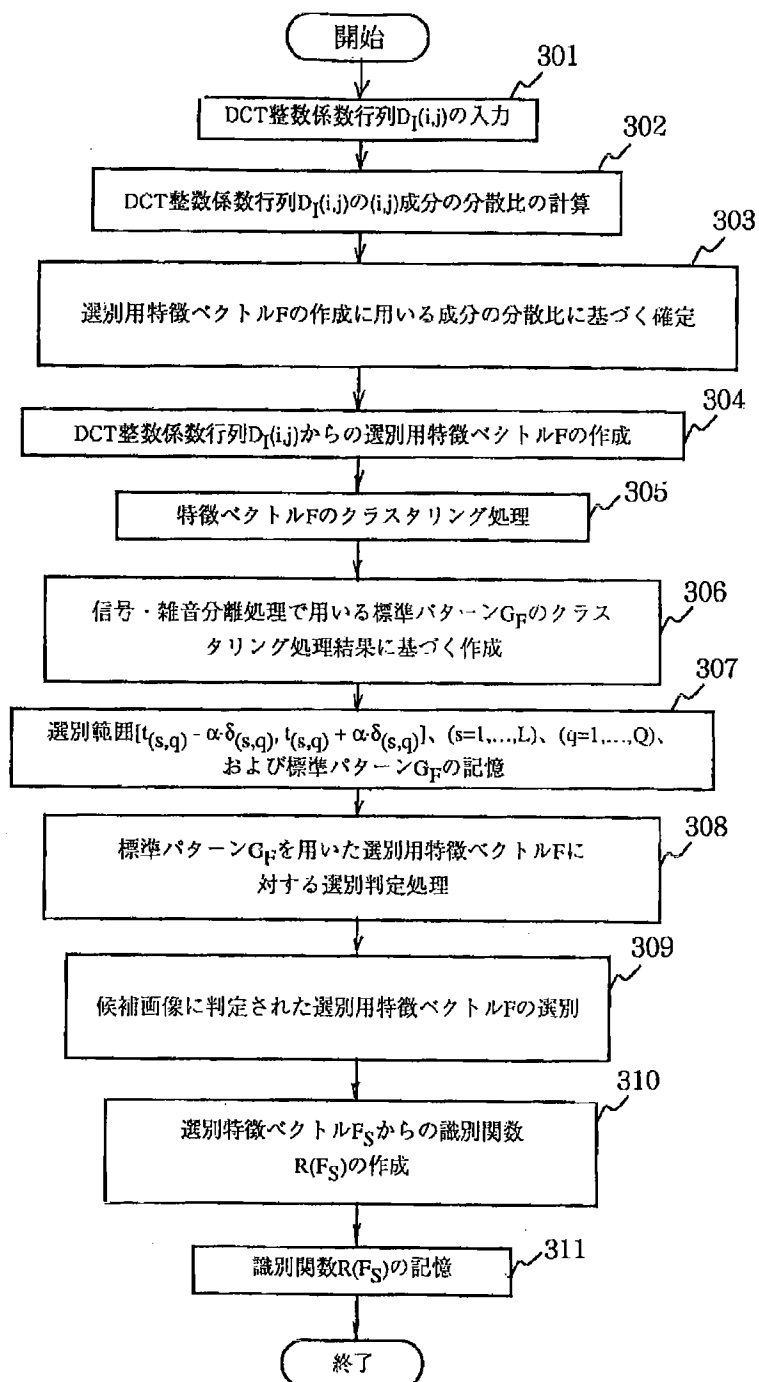
【図3】



【図4】



【図5】



【図6】

